
Innovation Management and Operational Strategies

http://www.journal-imos.ir

Innovation Management and Operational Strategies, Volume 1, Issue 2, Page: 187-201

Paper Type: Original Article



A New Method Based on Operational Strategies for Early Detection of Breast Cancers

Samira Khajehkhasan*, Soheil Fakheri

Department of Computer Engineering, Ayandegan Higher of Education Institute, Tonekabon, Iran.

Citation:



Khajehkhasan, S., & Fakheri , S. (2020). A new way to detect breast cancer early. *Innovation management and operational strategies, 1*(2), 187-201.

Received: 07/02/2020	Reviewed: 06/04/2020	Revised:02/05/2020	Accept:29/05/2020

Abstract

Purpose: Breast cancer is one of the most important and common types of cancer in the world. There are two types of breast cancer: benign cancer and malignant cancer. The benign condition has poor growth in the body and is rarely distributed in other areas of the body and also has certain characteristics. But in the malignant type, we see a tendency to spread faster, which is dangerous for a person's life. Therefore, its classification into these two modes is very necessary and important for diagnosis and treatment.
Methodology: First, mammographic images of patients' breasts were evaluated with the help of doctors and then the images were processed. At this stage, we succeeded in using fuzzy logic to identify cancer and its type more quickly.
Results: In this article, a new algorithm for the diagnosis of benign and malignant cancers is proposed. Each of the benign and malignant branches has two types of tumor adenosis and phyllodes tumor, and malignant has two types of duct cancer and papillary cancer. In this article, we propose an algorithm for diagnosing breast cancer that includes four steps. The first stage is the preprocessing stage, the second stage is for image analysis, which uses wavelet transform to analyze images, and the third stage is the extraction of useful features that we use the results of wavelet transform to obtain it, and the fourth stage That is, we use fuzzy logic to identify two types of benign or malignant images.
Originality/Value: A new way to diagnose the disease and prevent it from becoming malignant is very important.

Keywords: Breast cancer, Fuzzy logic, Image processing, Wavelet transform.

JEL Classificaton: C6.

* Corresponding Author
Email Address: Samira.khajehkhasan@yahoo.com

http://dorl.net/dor/20.1001.1.27831345.1399.1.2.7.8 https://doi.org/10.22105/imos.2021.266543.1027

نوع مقاله: پژوهشی



یک روش جدید مبتنی بر راهبردهای عملیاتی برای تشخیص زود هنگام انواع سرطان سینه

سمیرا خواجه خسان*، سهیل فاخری

گروه مهندسی کامپیوتر، موسسه آموزش عالی آیندگان، تنکابن، ایران.

دریافت: ۱۳۹۸/۱۱/۲۸	بررسی: ۱۳۹۹/۰۱/۱۸	اصلاح: ۱۳۹۹/۰۲/۱۳	پذیرش: ۱۳۹۹/۰۳/۰۹

چکیده

هدف: بیماری سرطان سینه یکی از مهم‌ترین و شایع‌ترین نوع سرطان‌ها در جهان است. دو نوع سرطان سینه وجود دارد سرطان خوش‌خیم و سرطان بدخیم. حالت خوش‌خیم رشد ضعیفی در بدن دارد و به‌ندرت در مناطق دیگر بدن توزیع می‌شود و همچنین دارای ویژگی‌های مشخصی است؛ اما در نوع بدخیم تمایل به گسترش سریع‌تر را می‌بینیم که برای زندگی فرد خطرآفرین است؛ بنابراین، طبقه‌بندی آن به این دو حالت برای تشخیص و درمان و ... بسیار ضروری و مهم است.

روش‌شناسی پژوهش: ابتدا تصویر ماموگرافی که از سینه‌ی بیماران تهیه‌شده با کمک نظر پزشکان مورد ارزیابی قرار گرفت و سپس تصاویر مورد پردازش قرار گرفت و در این مرحله با استفاده از منطق فازی موفق شدیم که سرطان و نوع آن را سریع‌تر شناسایی نماییم.

یافته‌ها: در این مقاله الگوریتمی جدید برای تشخیص سرطان خوش‌خیم و بدخیم پیشنهاد می‌شود، هر یک از شاخه‌های خوش‌خیم و بدخیم دارای دو نوع آدنوز تومور و تومور فیلودس است و بدخیم دارای دو نوع سرطان مجاری و سرطان پاپیلار است. در این مقاله الگوریتمی را برای تشخیص سرطان سینه پیشنهاد و بررسی کردیم که شامل چهار مرحله است. مرحله اول مرحله پیش‌پردازش است، مرحله دوم برای تجزیه‌وتحلیل تصویرکه از تبدیل موجک برای تجزیه‌وتحلیل تصاویر استفاده می‌شود و مرحله سوم استخراج ویژگی‌های سودمند می‌باشد که از نتایج حاصل از تبدیل موجک برای به دست آوردن آن بهره می‌بریم و مرحله چهارم این است که با استفاده از منطق فازی برای شناختن دو نوع خوش‌خیم یا بدخیم تصویر را بررسی کنیم.

اصالت/ارزش‌افزوده علمی: ارائه روش جدیدی که به کمک آن بتوان بیماری را شناسایی کرد و مانع از تبدیل‌شدن آن به نوع بدخیم شد اهمیت بسیار زیادی دارد.

کلیدواژه‌ها: سرطان سینه، منطق فازی، پردازش تصویر، تبدیل موجک.

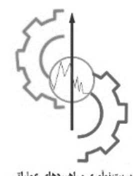
طبقه‌بندی JEL: C6.

* **نویسنده مسئول**

آدرس رایانامه: Samira.khajehkhasan@yahoo.com

http://dorl.net/dor/20.1001.1.27831345.1399.1.2.7.8

https://doi.org/10.22105/imos.2021.266543.1027

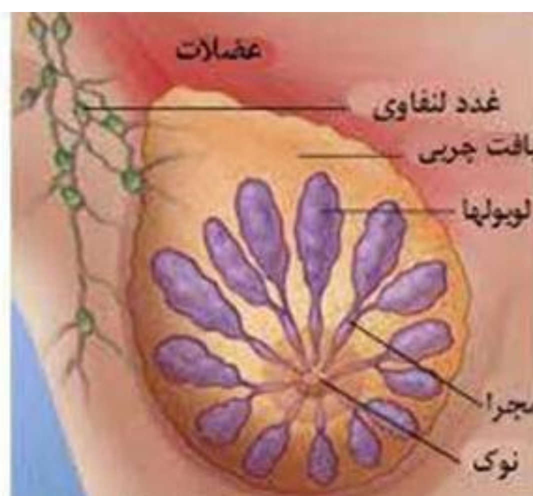


۱ـ مقدمه

در حال حاضر شواهد بسیاری وجود دارد که نشان می‌دهد سرطان در بسیاری از کشورها علی‌الخصوص در قاره آسیا و شرق مدیترانه یکی از نگرانی‌های مهم محسوب می‌شود که نوع بدخیم آن منجر به مرگ‌ومیر می‌شود. یکی از دلایل افزایش ابتلا به سرطان را می‌توان افزایش شهرنشینی و تغییر سبک زندگی عنوان کرد.

بر اساس مکان جغرافیایی، اطلاعات قابل‌توجه و قابل اتکایی برای نشان دادن وقوع تومور سینه نمی‌یابید، اما بر اساس استانداردها، سن ابتلا به سرطان‌های سینه ۵۰ ـ ۲۰ سالگی در هر ۱۰۰ هزار زن است که کمترین میزان آن در جمهوری اسلامی ایران و پاکستان است. افزایش شیوع سرطان‌های سینه در کشورهای خاورمیانه و آفریقای شمالی هم واقع‌شده است. بااین‌حال، فرکانس مقایسه‌ای سرطان سینه در بسیاری از کشورهای جامعه بین ۱۵ تا ۲۵ درصد بیشتر از موارد بدخیمی است که بر اساس پایگاه داده‌های منطقه‌ای و داده‌های بسیاری از کشورها که به‌صورت رسمی اعلام می‌کنند تشخیص داده‌شده است (پارکین و همکاران[1]، ۲۰۰۱).

بنابراین ما نیاز به افزایش آگاهی جامعه در مورد تومورهای سینه داریم و البته ضرورت تشخیص به‌موقع هم بسیار اهمیت دارد (علی و موتلگ[2]، ۲۰۱۸). محدوده سینه از نظر تشریحی، شامل چهار منطقه است که از بالا به استخوان ترقوه، از پهلو به خطی که از وسط حفره زیر بغل به پایین رسم می‌شود و از داخل به جناغ سینه محدود می‌شود.



شکل ۱- آناتومی پستان.
Figure 1- Breast anatomy.

سینه عضوی است که از غدد تولیدکننده شیر و مجاری شیری تشکیل‌شده است و اطراف این غدد و مجاری را بافت چربی و بافت نگهدارنده در برگرفته‌اند که آناتومی آن در شکل ۱ نشان داده‌شده است. غدد مولد شیر به‌صورت گروهی قرار دارند و به هر گروه یک لوب می‌گویند که تعداد آن‌ها ۲۰ــ۱۵ عدد است؛ بنابراین هر لوب شامل تعداد زیادی غدد کوچک‌تر به شکل خوشه انگور است که وظیفه تولید شیر را بر عهده دارند. به همین دلیل است که هنگام لمس سینه، آن را به‌صورت غده غده احساس می‌کنیم.

---
[1] Parkin et al.
[2] Ali & Mutlag

یک سیستم بافت‌شناسی تصویر به‌طورکلی ترکیبی از سخت‌افزار و نرم‌افزار است و می‌توان آن را به دو صورت متوالی قرارداد که زیرسیستم‌های آن عبارت‌اند از: ۱ـ آمادگی و آماده‌سازی برای ترکیب و مقایسه و ایجاد تصویر ۲ـ تجزیه‌وتحلیل و مدیریت تصویر. برای کاهش میزان مرگ‌ومیر در میان زنان، دو مورد بسیار مهم است، آموزش در مورد سرطان سینه و تأیید صحت آن‌که به معنای تصدیق آن است (جوهرا و شوو[1]، ۲۰۱۶). در این مقاله ما از روش‌های مبتنی بر سخت‌افزار برای کار تشخیص استفاده نمی‌کنیم. تشریح این مقاله به شرح زیر است: در بخش ۲، روش تحقیق ارائه‌شده است، در این قسمت ما همچنین تمام روش‌های گنجانیده شده در روش تحقیق را ارائه می‌دهیم. در بخش ۳ الگوریتم پیشنهادی ارائه می‌شود و بخش ۴ نتایج را ارائه می‌دهد. سرانجام، در بخش ۵ نتیجه‌گیری و کارهای پیشنهادی آینده را ارائه خواهیم داد.

۲ـ کارهای مرتبط

اسفانول و همکاران[2] در سال ۲۰۱۵ آن‌ها مجموعه داده‌ای از ۷۹۰۹ تصویر هیستوپاتولوژی تومور قفسه سینه (B.C.) را که از ۸۲ بیمار به دست آمده جمع‌آوری کردند. مجموعه داده شامل هردو نوع تصاویر ایمن یا خوش‌خیم و همچنین بدخیم است. کار مرتبط با این مجموعه طبقه‌بندی تصاویر در دو کلاس است که یک ابزار شناسایی بسیار مهم به کمک رایانه برای پزشکان و مراکز پزشکی است.

برای داشتن توانایی ارزیابی مشکل این فعالیت، آن‌ها نتایج اولیه به‌دست‌آمده با سیستم‌های طبقه‌بندی تصویر پیشرفته را نشان می‌دهند که صحت آن از ۸۰ تا ۸۵ درصد، متفاوت است. با ارائه این مجموعه داده و فرایند استانداردشده‌ی تحقیق به جامعه پزشکی، آن‌ها مایل به جمع‌آوری متخصصان در هر دو زمینه‌ی پزشکی و شاخه‌ی یادگیری این دستگاه‌ها برای حرکت روبه‌جلو در این برنامه پزشکی بودند. همچنین آن‌ها میزان صحت را از ۷۶ تا ۹۴ درصد در مجموعه داده‌ی ۹۲ تصویر بررسی می‌کنند. مقایسه با استفاده از متغیرهایی مانند دقت، آگاهی و ویژگی نشان می‌دهد که استراتژی پیشنهادی ما عملکرد بسیار بهتری از طبقه‌بندی بنیادی شبکه عصبی (ANN) و ماشین بردار پشتیبانی (SVM) دارد.

روش پیشنهادی میتکووتا و دیگران برای میزان حساسیت، ویژگی و دقت را به ترتیب ۹۵/۶، ۹۰/۶۳ و ۹۴/۲۶ درصد گفته است. در این روش با استفاده از خلاصه‌ای از ویژگی‌های سلول‌ها، رنگ و تکنیک‌های عکس‌های ماموگرافی که از متخصصین به‌دست‌آمده استفاده می‌شود و این اطلاعات را که پیش‌تر از متخصصین سرطان سینه پرسیده‌ایم و اطلاعات کامل داریم در تجزیه‌وتحلیل رنگ سینه و بافت‌های سلولی سینه به کمک رایانه انجام می‌شود. آن‌ها از وضعیت‌های گیرنده‌های ER (گیرنده استروژن) و PR (گیرنده پروژسترون) استفاده می‌کنند که به‌طورمعمول به شمارش نسبت هسته‌های لکه‌دار مطلوب بستگی دارند. اگر این نسبت بالاتر از a باشد آستانه از پیش تعریف‌شده (۱۰٪ در کشورهای اروپایی و ۱٪ در آمریکا) بافت‌ها مثبت توصیف می‌شوند.

گائو، دای و ژانگ[3] در سال ۲۰۱۶ روش جدیدی برای طبقه‌بندی تصویر هیستوپاتولوژیک تومور پستان پیشنهاد می‌کنند که در سیستم‌های عصبی عمیق کانوولشن وجود دارد که به‌عنوان مدل BiCNN نامیده می‌شود، برای دسته‌بندی تومور سرطان سینه دو کلاسه در تصویر آنتولوژیک وجود دارد. این مدل یادگیری عمیق دوره و زیرکلاس را در نظر می‌گیرد برچسب‌های محصول تومور سرطان سینه به‌عنوان دانش قبلی که می‌تواند با کشف ویژگی‌های برتر

---

[1] Johra and Shuvo
[2] Spanhol et al
[3] Gao, Dai, and Zhang

سرطان‌ها، سرطان را زودتر تشخیص و از آسیب زدن سرطان به بدن انسان جلوگیری کرد. علاوه بر این، یک روش پیشرفته برای تشخیص سرطان این است که محدوده‌ی مرز سلول‌های سرطانی را تشخیص دهیم و با استفاده از مقایسه‌ی مرز و لبه‌ی توده‌ی سرطانی، مطابقت دارد. روش یادگیری کپی و تنظیم دقیق به‌عنوان بهترین روش آموزشی برای بهبود تصویر هیستوپاتولوژیک سرطان‌های سینه به کار گرفته می‌شود دقت طبقه‌بندی نتایج آزمایش نشان می‌دهد که روش پیشنهادی باعث افزایش دقت طبقه‌بندی (تا ۹۷٪) می‌شود و از استحکام و تعمیم خوبی برخوردار است که ابزار موفقیت‌آمیز برای تشخیص بالینی سرطان سینه است.

محمود الیوب و همکاران[1] در سال ۲۰۱۶ مطالعه یک روش پیش‌بینی ساده برای تقسیم‌بندی تصاویر ماموگرافی است. GPUبرای اینکه بتوانند تشخیص بهتری برای تومور بدخیمی ارائه دهند، آن‌ها از نسخه بهبودیافته الگوریتم متداول برای تقسیم‌بندی تصویر استفاده می‌کنند که الگوریتم[2] (FCM) است. این استراتژی برای تشخیص تصاویر بدخیم و بی‌خطر برای چند تصویر ماموگرافی اعمال‌شده است. علاوه بر این، ماشین بر روی تراشه پردازنده موازی GPU و همچنین CPU اصلی اجرا می‌شود تا بتوان عملکرد هر دو پیاده‌سازی را مقایسه کرد. اجرای پیشنهادی در GPU در مقایسه با اجرای سریال در CPU سرعت بسیار خوبی را ارائه می‌دهد. احدی و همکاران[3] در سال ۲۰۱۷ یک سیستم استنتاج فازی از نوع ممدانی را برای پیش‌بینی حالت خوش‌خیم یا بدخیم پیاده‌سازی می‌کنند. نتایج نشان می‌دهد که سیستم استنتاج فازی بهینه‌شده می‌تواند مشکل پیش‌بینی پیچیده سرطان را با دقت بالاتری کنترل کند.

۳ـ روش تشخیص

ما از روش‌های کارآمد برای تجزیه‌وتحلیل تصاویر استفاده کردیم تا ویژگی‌هایی را پیدا کنیم تا بتوانیم از طریق منطق فازی به نتیجه برسیم؛ مانند تبدیل موجک‌ها، روش آبخیزداری، GLCM و گشتاور رنگی (HSV) به‌وسیله‌ی انحراف استاندارد (STD) انرژی و میانگین به دست آمده برای یافتن بردار ویژگی برای منطق فازی استفاده کرده‌ایم.

۱ـ۳ـ تبدیل موجک

توسط ریاضیدان فرانسوی مورلت جی و همکارانش تبدیل موجک پیشنهاد شد. تبدیل موجک تبدیل به ابزاری قدرتمند برای پردازش سیگنال مبتنی بر تبدیل فوریه شده است که توسط بسیاری از محققان توسعه و تکمیل شده است. مبنای نظری آن عدم‌تغییر در زیر ترجمه و گسترش است که اجازه می‌دهد سیگنال بدون از دست دادن اطلاعات سیگنال اصلی به زیر باند (زمان و فرکانس) تجزیه شود (شیانو و همکاران[4]، ۲۰۱۷). طبق الگوریتم تجزیه هرم Mallat، تجزیه موجک تصویر دوبعدی به‌سرعت تحقق می‌یابد. پس از تجزیه موجک تصاویر دیجیتال، یک سری زیر باند پس از تجزیه در شکل ۱ نشان داده‌شده است. در شکل ۱، CAi ضریب فرکانس پایین لایه i برای تجزیه موجک است؛ و CHi، CVi و CDi جز horizontal جزئیات جهت افقی، عمودی و مورب لایه i پس از تجزیه به‌طور جداگانه هستند (شیانو و همکاران، ۲۰۱۷).

---

[1] Al-Ayyoub et al
[2] Sole Go away Fuzzy CMeans
[3] Ahadi et al
[4] Xinyu et al

<table>
<tr><td>CA3</td><td>CH3</td><td rowspan="2">CH2</td><td rowspan="3">CH1</td></tr>
<tr><td>CV3</td><td>CD3</td></tr>
<tr><td></td><td>CV2</td><td>CD2</td></tr>
<tr><td colspan="3">CV1</td><td>CD1</td></tr>
</table>

شکل ۲- شماتیک سومین موجک.

Figure 2- Schematic of the third wavelet.

برای درک تبدیل موجک، بیایید تعریف همبستگی یک تابع زمان f (t) با یک هسته را به یادآوریم (شیانو و همکاران، ۲۰۱۷):

$$\Psi(t) = \frac{\phi_{1.0}(t)-\phi_{1.1}(t)}{\sqrt{2}} = \phi(2t) - \phi(2t-(1)) \qquad (۱)$$

و

$$\phi_{0.n}(t) = \phi(t-n) = \frac{(\phi)_{1,2n}(t) - (\phi)_{1,2n+1}(t)}{\sqrt{2}} \quad for \;\; n = 1, \dots, N-1. \qquad (۲)$$

سپس مجموعه $\{\psi_{0,n}\}_{n=0}^{n-1}$ مبنایی متعادل برای آن است.

$w0$ مکمل متعامد $v0$ در تبدیل موجک گسسته: فضای $v1$ را می‌توان به‌صورت مجموع متعامد تجزیه کرد

$w1 = v0 \oplus w1$ جایی که ai $w0$ مکمل متعامد $v0$ در $v1$ است ، و$v1$ بنابراین دارای دو پایه است:

$$\phi_1 = (\phi_{1,n})_{n=0}^{2n-1} and \; \phi, \psi) = (\phi_{0,n})_{n=0}^{n-1}, (\psi_{0,n})_{n=0}^{n-1}. \qquad (۳)$$

تبدیل موجک گسسته (DWT) تغییر مختصات از مبنای $\phi 1$ به مبنا ϕ است.

$$g_1 = \textstyle\sum_{n=0}^{2n-1} c_{1,n} \;, \phi_{1,n} \in v_1. \qquad (۴)$$

$$g_0 = \sum_{n=0}^{N-1} c_{0,n} \;, \phi_{1,n} \in v_0. \qquad (۵)$$

$$e_0 = \sum_{n=0}^{N-1} w_{0,n} \;, \psi_{1,n} \in w_0. \qquad (۶)$$

$g_1 = g_0 + e_0$ و GWT تعیین می‌شود با (شیانو و همکاران، ۲۰۱۷):

$$c_{0,n} = c_{1,2n} + c_{1,2n+1} / \sqrt{2}\,. \qquad (۷)$$

۲ـ۳ـ انحراف استاندارد

پس از تجزیه تصاویر با استفاده از Wavelet، می‌توان برخی از ویژگی‌های مهم را با استفاده از میانگین، انحراف معیار استخراج کرد. میانگین به شرح زیر اجرا می‌شود (تاکور و سراوانان[1]، ۲۰۱۶).

[1] Thakur and Saravanan

$$Mean=\frac{1}{RS} = \sum_{R=0}^{R-1}\sum_{S=0}^{S-1} f(r,s). \quad (۸)$$

$$c_{0,n} = c_{1,2n} + c_{1,2n+1} / \sqrt{2}. \quad (۹)$$

$$STD = \frac{\sqrt{\sum_{R=0}^{R-1}\sum_{S=0}^{S-1}(f(r,s)-Mean)^2}}{R \times S}. \quad (۱۰)$$

۳ـ۳ـ فضای رنگی HSV[1]

فضای رنگی HSV نشان‌دهنده رنگ‌ها در شرایط Hue (یا عمق رنگ)، اشباع (خلوص رنگ) و عمق شایستگی (روشنایی رنگ) است. بعلاوه به (Hue) HSB، Saturation، Brightness یا (Hue) HSI، Saturation، Intensity معروف است. Hue نوع سایه را مشخص می‌کند، مانند قرمز، آبی یا زرد. به ۰ تا ۳۶۰ نیاز دارد (اما در برنامه‌های کاربردی به ۰ـ۱۰۰٪ نرمال می‌شود). اشباع، نشاط یا خلوص رنگ را مشخص می‌کند. مقادیر آن از ۰ تا ۱۰۰٪ طول می‌کشد. در آخر، جنبه Value روشنایی را مشخص می‌کند. به همان دامنه اشباع (۰ـ۱۰۰٪) نیاز دارد (چاوز گونزالس و همکاران[2]، ۲۰۱۰).

تبدیل از RGB به HSV با عبارات زیر تعریف‌شده است (معادلات (۱۱)، (۱۲)، (۱۳)، (۱۴) و (۱۵)): مقادیر R، G، B به ۲۵۵ تقسیم می‌شوند تا تغییر از [۰ـ۲۵۵] تا [۰ـ۱] باشد:

$$R' = \frac{R}{255}, G' = \frac{G}{255}, B' = \frac{B}{255}, \ldots. \quad (۱۱)$$

$$Cmax = \max(R', B', G'), Cmin = \min(R', G', B'), \Delta = Cmax - Cmin. \quad (۱۲)$$

$$H = \begin{cases} 60^\circ \times \left(\frac{G'-B'}{\Delta} mod\ 6\right), if\ Cmax = R' \\ 60^\circ \times \left(\frac{B'-R'}{\Delta} + 2\right), if\ Cmax = G' \\ 60^\circ \times \left(\frac{R'-G'}{\Delta} + 4\right), if\ Cmax = B' \end{cases}. \quad (۱۳)$$

$$S = \left(\begin{cases} 0, & if\ Cmax = 0 \\ \frac{\Delta}{Cmax}, & if\ Cmax \neq 0 \end{cases} \right) \times 100\%. \quad (۱۴)$$

$$V = (Cmax) \times 100\%. \quad (۱۵)$$

۴ـ۳ـ ماتریس هم‌زمانی سطح خاکستری (GLCM)

برای استخراج ویژگی‌های مختلف خاکستری از GLCM استفاده می‌شود. GLCM را ماتریس وابستگی سطح خاکستری نیز می‌نامند. یا این‌گونه نیز تعریف می‌کنند: «یک هیستوگرام دوبعدی از سطح خاکستری برای یک جفت پیکسل که با یک رابطه مکانی ثابت از هم جدا می‌شوند». GLCM یک تصویر با استفاده از یک بردار جابجایی d محاسبه می‌شود که توسط شعاع δ و جهت آن تعریف می‌شود (علابد[3]، ۲۰۰۶).

---

[1] Hue Saturation Value
[2] Chaves-González et al.
[3] Al-Abed

۱ـ۴ـ۳ـ انرژی

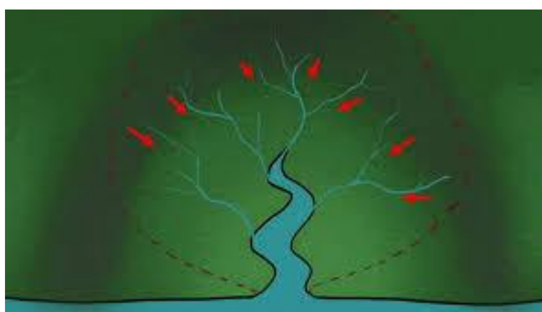
این معیاری از همگنی محلی در تصویر است. زمانی ارزش آن زیاد است که تصویر از همگنی بسیار خوبی برخوردار باشد. در یک تصویر غیر همگن، جایی که انتقال سطح خاکستری زیادی وجود دارد، انرژی مقادیر کمتری دریافت می‌کند. اندازه‌گیری انرژی توسط فرمول زیر است (الاسدی و الصافی[1]، ۲۰۱۶):

$$Energy = \sum_{i=1}^{Ng} \sum_{j=1}^{Ng} P(i\,,j)^2. \qquad (۱۶)$$

جایی که Ng در تصویر سطح خاکستری بیشترین سطح را دارد، P(i.j) ماتریس GLCM است.

۵ـ۳ـ حوزه آبخیزداری

در کار با تصویر دیجیتال، حوضه آبریز به تصویر سه‌بعدی بستگی دارد و دو مختصات خواهند بود، دیگری سطح خاکستری است. بر اساس ایده جغرافیا، سه نکته در تصویر وجود دارد: (۱) محل پایین‌ترین نقطه. (۲) هنگامی‌که یک قطره آب روی موقعیت یک نقطه قرار می‌گیرد، آب باید روی حداقل یک نقطه سقوط کند. (۳) هنگامی‌که آب به موقعیتی از موقعیت رسید، چندین نقطه از حداقل مقدار با همان احتمال جریان پیدا می‌کند. سپس، برای کمترین مقدار یک منطقه خاص، به گروه نقاطی که شرایط را برآورده می‌کنند (۲) حداقل مقدار "حوضه آبریز" یا "حوضه آبریز" گفته می‌شود و مجموعه نقاطی که شرایط را برآورده می‌کنند (۳) و فرم باهم به‌عنوان "حوزه" شناخته می‌شود. در فرآیند تصویر دیجیتال، هدف الگوریتم حوزه آبخیز به دست آوردن حوزه و حوزه آبخیز در تصویر است (گائو، دای و ژانگ، ۲۰۱۶).



شکل ۳- فرآیند تصویر دیجیتال، حوزه آبخیز در تصویر.
Figure 3- Digital image process, watershed in the image.

۶ـ۳ـ منطق فازی

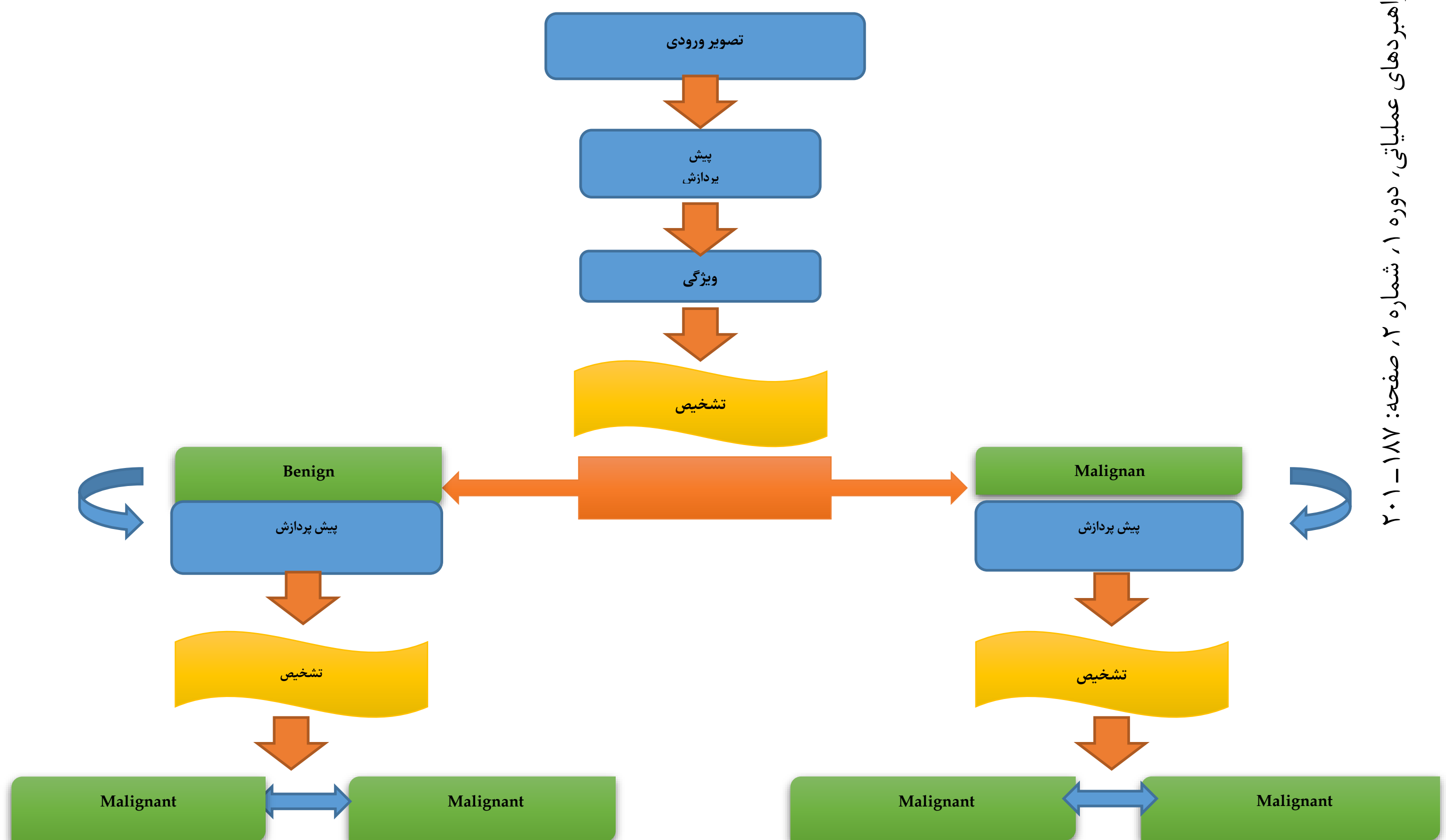
منطق فازی تفکر انسان را بررسی می‌کند و این تفکر را به‌عنوان یک قاعده ریاضی برای اعمال آن برای انجام حل مسئله و تصمیم‌گیری نشان می‌دهد. قوانین و متغیرهای کلامی مورداستفاده در فرایند تصمیم‌گیری انسان، برخلاف ماهیت دقیق و عددی منطق رایانه، مبهم است. این اصطلاحات کلامی از نظر ریاضی به‌عنوان توابع عضویت نشان داده می‌شوند. تصمیم‌گیری در منطق فازی با استفاده از عبارات کلامی نمادین تا حدی مقادیر عددی است و می‌تواند بهترین نتایج را به دست آورد، به دانش کلامی نامشخص مانند انسان بستگی دارد. اگر رفتار سیستم بتواند توسط

[1] Alasadi and AL-Safy

قوانینی مدل‌سازی شود یا به فرایندهای غیرخطی بسیار پیچیده‌ای نیاز داشته باشد، می‌توان منطق فازی را برای این سیستم اعمال کرد. روش استنتاج فازی متداول‌ترین سیستم است (نیلاشی و همکاران[1]، ۲۰۱۷). سیستم‌های مبتنی بر قاعده فازی از سه مرحله اصلی تشکیل‌شده است. استنباط فازی سازی یا فازی کردن[2] و غیر فازی سازی یا نرمال کردن[3]. در مرحله فازی سازی، متغیرهای واضح ورودی و خروجی تعریف می‌شوند و به متغیرهای زبانشناسی ترسیم می‌شوند. هنگامی که متغیرهای ورودی و خروجی و توابع عضویت مربوطه تعریف شدند، یک سیستم از قوانین متشکل از عبارات IF-THEN طراحی‌شده و استنتاج فازی صورت می‌گیرد و یک مجموعه خروجی فازی تولید می‌شود. سپس در مرحله گام زدایی از خروجی خارج می‌شود تا مقدار خروجی واضحی تولید شود ـ پیش‌بینی. در این مورد، برای نشان دادن خروجی از دامنه بین (۵ـ۰) و (۱۶ـ۱۰) استفاده شد که به ترتیب احتمال بدخیم یا خوش‌خیم است (نیلاشی و همکاران، ۲۰۱۷) و محدوده بین (۳۰ـ۲۰) و (۶۰ـ۵۰) برای نشان دادن خروجی استفاده شد که یکی از انواع سرطان سینه خوش‌خیم است و محدوده بین (۱۰۰ـ۸۰) و (۱۵۰ـ۱۲۰) برای نشان دادن خروجی که یکی از انواع سرطان سینه بدخیم است.

۴ـ الگوریتم پیشنهادی

الگوریتم پیشنهادی ما شامل شش مرحله است که در شکل ٤ نشان داده می‌شود.



شکل ۴- مراحل انجام الگوریتم.

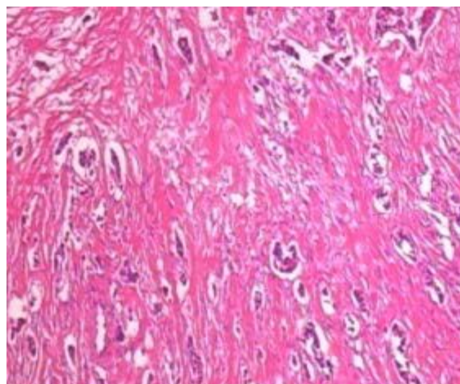
Figure 4- Steps to perform the algorithm.

[1] Nilashi et al
[2] Fuzzification
[3] Defuzzification

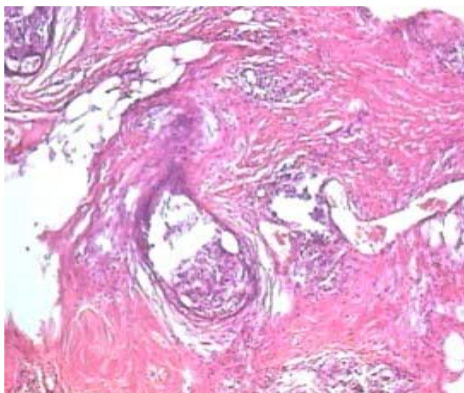
خواجه خسان و فاخری/ مدیریت نوآوری و راهبردهای عملیاتی، دوره ۱، شماره ۲، صفحه: ۱۸۷ـ۲۰۱

۱ـ ٤ـ مرحله اول: تهیه تصویر

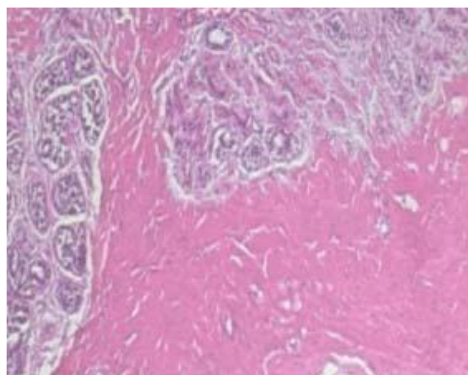
با جمع‌آوری تصاویر که شامل بیش از ۱۰۰۰ تصویر است، ما از ۱۲۰ تصویر آموزشی (٦۰ تصویر خوش‌خیم و ٦۰ تصویر بدخیم) برای درک بهتر از اینکه کدام تصویر خوش‌خیم و کدام تصویر بدخیم را نشان می‌دهد است و ٤۰ تصویر هم برای آزمایش استفاده می‌شود. همان‌طور که در شکل ٥ نشان داده شده است.



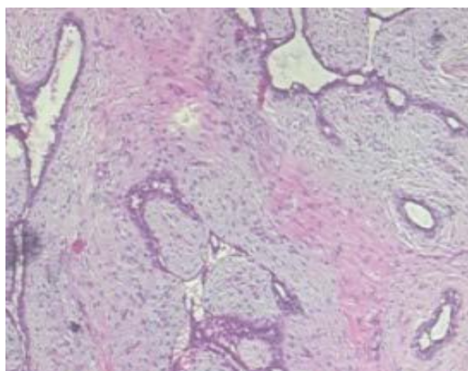
ب) داکتال



الف) پاپیلاری



د) آدنوسیس



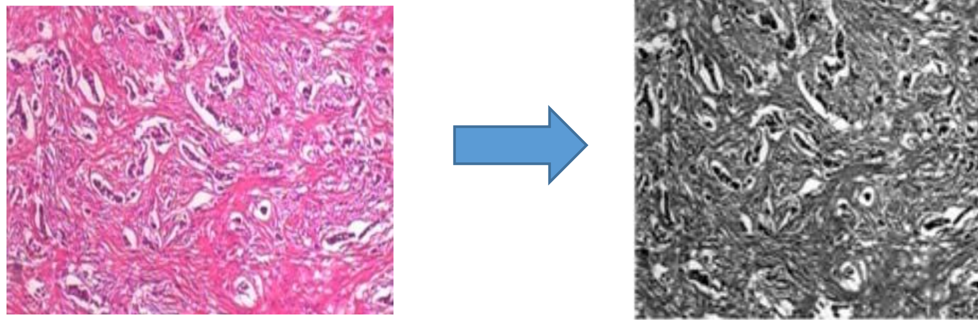
ج) تومور فیلودس

شکل ٥- الف و ب تصاویر مالیگانت، ج و د تصاویر بنیگ.

Figure 5- A and B images of maligant, C and D images of benig.

۲ـ ٤ـ مرحله دوم: پیش‌پردازش

پیش‌پردازش با تبدیل تصویر رنگی بافت‌شناسی به تصویر در مقیاس خاکستری شروع می‌شود که تصویر رنگی حاوی ماتریس با سه مقدار رنگ برای هر پیکسل است. همان‌طور که در شکل ٤ نشان داده‌شده است. برای رنگ‌ها قرمز، سبز و آبی.



شکل ۵- تبدیل یک تصویر بافت‌شناسی به تصویر در مقیاس خاکستری.
Figure 5- Convert a histological image to a gray scale image.

تمام متغیرهای عددی را به‌عنوان مقادیر شناور با دقت دو برابر که ۸ بایت (٦٤ بیتی) است ذخیره می‌کند. این متغیرها نوع داده (کلاس) دو برابر دارند. همان‌طور که در الگوریتم ۱ نشان داده شده است.

algorithm 1: Preprocessing

input: original image

output: enhanced image

step1: convert original image into gray scale

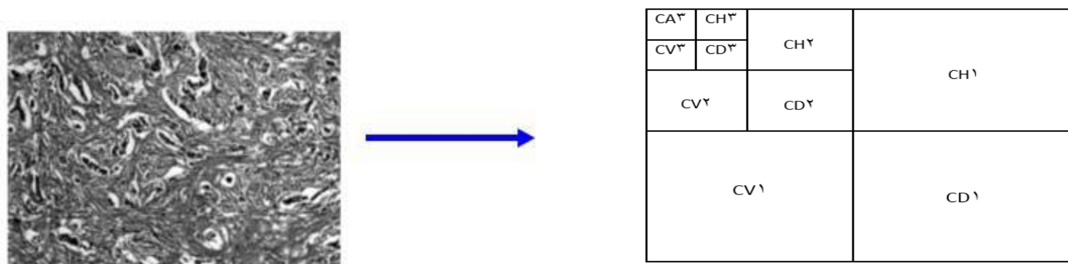
$$Y = 0.299R + 0.587G + 0.114B. \quad (17)$$

step2: convert resulted image into double image

End.

۳-٤- مرحله سوم: استخراج ویژگی

قسمت‌های CA3 و CD2، CA2، CA1 را محاسبه کنید.



شکل ۶- HWT برای سه لایه.
Figure 6- HWT for three layers.

std4، std3، std2، std1 را برای CA3 و CD2، CA2، CA1 محاسبه کنید.

چهار ویژگی std1، std2، std3 و std4 به دست می‌آید که ورودی منطق فازی هستند، همان‌طور که در الگوریتم ۲ نشان داده‌شده است.




```
Algorithm 2: Image Analysis
Input: gray image
Output: features extraction
Step1: Finding Haar wavelet to three level. (HWT)
Step2: Calculate CA1, CA2, CD2 and CA3 for
 three levels.
Step3: Calculate STD1, STD2, STD3 and STD4
 for step2 respectively.
End
Two rules:
1 IF (input1 is duc+pap) OR (input2 is duc) OR
(input3 is duc_+_pap) OR (input4 is duc_+pap)
THEN (output1 is B)
2 IF (input1 is ade_+phy) OR (input2 is ade+phy) OR
(input3 is ade_+_phy) OR (input4 is ade_+_phy)
THEN (output1 is A).
```

٤ـ ٤ـ مرحله چهارم: تشخیص

هدف از مرحله تشخیص، به دست آوردن ویژگی‌های تمایز بین ملانوم بدخیم و خوش‌خیم است. در الگوریتم ما، از منطق فازی برای تشخیص سرطان پستان بدخیم و خوش‌خیم. در فازهای اول، الگوریتم ۳ مراحل تشخیص را شرح می‌دهد.

```
Algorithm 3: Diagnosis
Input: Features vector
Output: type of cancer (benign or malignant)
Step1: four input fuzzy logic will be the
 features vector (STD1, STD2 and STD3
 and STD4)
Step 2: build fuzzy logic (two rules), as
 shown in Figure 6 and Table 1.
Step3: one output form fuzzy logic (Benign or
     Malignant).
```

٥ـ ٤ـ مرحله پنجم: جداسازی انواع خوش‌خیم و بدخیم

مرحله دوم هم شامل مراحل مختلفی برای جداسازی انواع خوش‌خیم و بدخیم است. نتایج مرحله اول خوش‌خیم یا بدخیم خواهد بود، بنابراین ما باید هر نوع سرطان (دو نوع خوش‌خیم (بنیگن) و دو نوع بدخیم (مالیگانت) را جدا کنیم همان‌طور که در الگوریتم ٤ و ٥ نشان داده‌شده است.

Algorithm 4: Detecting breast cancer (malignant image)
Input: malignant image
Output: one types of malignant (ductal_ carcinoma or papillary_ carcinoma)
Step1: Re-read the original image (which is diagnosed as Malignant) by convert a histology coloured image into colour moment (HSV)
Step2: Creates the structuring morphological element of discoid shape with radius=1, then expands the image using the morphological element (discoid shape).
Step3: Calculate the mean and STD for H, S and V of HSV image. Were the results show that only two features mean of (H) and STD of (H) gives best results from others which will be inputs into the fuzzy logic.
Step4: The two inputs are mean of (H) and STD of (H)) from (step 3) will build two rules of fuzzy logic for diagnosis and one output (ductal_ carcinoma or papillary_ carcinoma).
End.

Algorithm 5: Detecting breast cancer (benign image)
Input: benign image
Output: one types of benign (Adenosis or Phyllodes)
Step1: Re-read the original image (Benign) by convert a histology colour image into grey scale image.
Step2: Find the edges of image by using a twodimensional filter 'sobel'.
Step3: Apply morphological opening of the image through the element morphological structuring. And performs the morphological reconstruction image, then expands the image using the morphological element (discoid shape).
Step4: Find the image complement and extracts the regional maximums, then dilation to avoid marker and fragmentation removes smaller 5-pixel markers from the image.
Step5: convert image into binary then find the watershed algorithm by final the

boundaries of the marker. Which will convert the binary Colour watershed label image

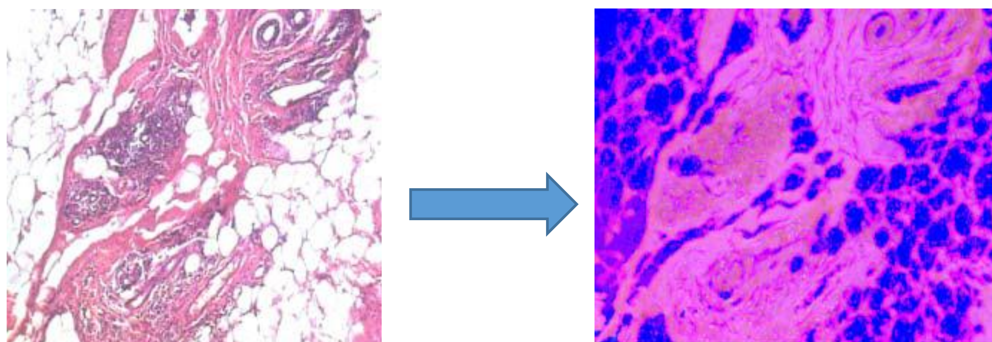
Step6: apply GLCM onto grey scale image the resulting of previous operations after histogram implementation on image. There are 16 features from GLCM these 16 features will build 16 rules of fuzzy logic and there are only one output (adenosis or phyllodes_tumor)

End.

Two rules:

1 IF (input1 is duc) OR (input2 is duc) THEN (output1 is ductal)

2 IF (input1 is pap) OR (input2 is pap) THEN (output1 is papulary).



شکل ۷- تبدیل تصویر هیستولوژی به تصویر رنگی (HSV).

Figure 7- Convert histology image to color image (HSV).

۵- نتایج

در این بخش، ما مفاهیم موردنیاز برای الگوریتم جدید خود را بررسی می‌کنیم. در این مقاله ما از تصاویر هیستوپاتولوژی برای تشخیص سرطان پستان از طریق بررسی تصاویر خوش‌خیم (BC) یا بدخیم (BC) استفاده کردیم، سپس هر نوع خوش‌خیم را با دو نوع (آدنوز و تومور فیلود) و بدخیم را با دو نوع (سرطان مجرای) و (سرطان پاپیلاری) نیز طبقه‌بندی می‌کنیم. با استفاده از الگوریتم تبدیل موجک در دو مرحله اول الگوریتم ما سپس از GLCM و رنگ گشتاور (HSV) در مرحله سه تا انتها استفاده کنید، ویژگی‌های استخراج‌شده برای هر مرحله به منطق فازی وارد می‌شوند تا بدانید تصمیم نهایی، چهار ویژگی وجود دارد به‌عنوان چهار ورودی منطق فازی استفاده می‌شود که نتایج نهایی (خوش‌خیم یا بدخیم) را در دو مرحله اول می‌دهد و شش ویژگی وجود دارد که به‌عنوان شش ورودی با محاسبه (MEAN، STD) برای (H) لحظه رنگ استفاده می‌شود (H، S، V) برای تشخیص دو نوع بدخیم و (انرژی $A0$ درجه)، (انرژی $A45$ درجه) و برای تشخیص خوش‌خیم (انرژی $A90$ درجه)، (انرژی $A135$ درجه). در مرحله دو چهار ویژگی وجود دارد (طبقه‌بندی خوش‌خیم و بدخیم) که با استفاده از STD1، STD2، STD3 و STD4 برای CA1 ، CA2، CD2 و CA3 محاسبه می‌شود.

به ترتیب در سه سطح WT، همان‌طور که در جدول ٤ و ٥ نشان داده‌شده است. شش مرحله از مراحل سه وجود دارد که در جدول ٦، ٧، ٨ و ٩ نشان داده‌شده است. تحقیقات زیادی درزمینهٔ تشخیص سرطان پستان یا تشخیص آن انجام‌شده است، به‌طوری‌که نتایج اختلاف و دقت تفاوت تحقیقات وجود دارد. جدول ١٠ تفاوت بین الگوریتم پیشنهادی ما با الگوریتم‌های تحقیق دیگر را نشان می‌دهد.

۷ـ نتیجه‌گیری

کار و پژوهش درزمینهٔ تشخیص زودهنگام سرطان پستان با استفاده از تصاویر بافت‌شناسی مهم است زیرا در پژوهش‌های مختلف امکان بروز اشکال یا تحریفاتی در مرحله نگهداری و ذخیره‌سازی میکروسکوپی است و در دستگاه‌های مختلف برای به دست آوردن تصاویر بافتی و دقت آن‌ها که به کار می‌رود هم احتمال این مشکل وجود دارد. از طریق الگوریتم پیشنهادی و نتیجه‌گیری‌های به‌دست‌آمده، نتایج زیر را خواهیم داشت:

۱ـ در الگوریتم ما از تغییر شکل موجدار گسسته با سه سطح استفاده کرده‌ایم که هر سطح چهار قسمت دارد، تعداد کل قطعات ۱۲ قسمت جداگانه است. (CA1، CH1، CV1، CD1، CA2، CH2، CV2، CD2، CA3، CH3، CV3 و CD3) اما آزمایش‌ها نشان می‌دهد که CA1، CA2، CD2 و CA3 بهترین قسمت‌ها هستند که بهترین ویژگی را برای تشخیص در هرکدام سرطان خوش‌خیم یا بدخیم است.

۲ـ برای تشخیص دو نوع بدخیم بر اساس ویژگی‌های رنگ به‌طورکلی، مدل رنگی (HSV) که منجر به شناسایی بالاتر در تصاویر رنگی می‌شود. از طریق گشتاور رنگی مورداستفاده برای هر قسمت از HSV (به ترتیب H، S، V) و محاسبه (میانگین، STD) برای هر قسمت (به ترتیب H، S، V)، شش ویژگی را جمع‌آوری می‌کند (میانگین H، STD برای H، میانگین برای S، STD برای S، میانگین برای V، STD برای V) اما آزمایش‌ها نشان می‌دهد (میانگین برای H و STD برای H) بهترین ویژگی‌ها را برای تشخیص دو نوع بدخیم دارد.

۳ـ برای تشخیص دو نوع سرطان خوش‌خیم بر اساس GLCM با ۱۶ ویژگی با استفاده از (کنتراست، انرژی، همبستگی، همگنی در ۰ درجه، ۴۵ درجه، ۹۰ درجه، ۱۳۵) توزیع‌شده است اما آزمایش‌ها نشان می‌دهد که (انرژی (در ۰ درجه)، انرژی (در ۴۵ درجه)، انرژی در ۹۰ درجه)، انرژی (در ۱۳۵ درجه)) بهترین مواردی هستند که بهترین ویژگی‌ها را برای تشخیص دو نوع خوش‌خیم ارائه می‌دهند.

۴ـ انواع مختلف آماری ازجمله آنتروپی، میانگین، لحظه و انحراف معیار استفاده می‌شود اما آزمایش‌ها نشان می‌دهد که بهترین آن‌ها STD، انرژی و میانگین است.

۵ـ امیدواریم که این پژوهش به سیستم‌های پشتیبانی تصمیم‌گیری پزشکی و بیماران، در کشف تومور سینه بدخیم و خوش‌خیم در موارد اولیه منجر شود. به همین ترتیب، ما چندین زمینه کار آینده را شناسایی کرده‌ایم که می‌تواند به نفع تحقیقات تشخیص سرطان پستان باشد این پیشنهادها برای کارهای آینده یا تکمیل پژوهش حاضر می‌تواند به شرح ذیل باشد:

- بهبود سیستم تشخیص تومور سینه آنلاین برای ایجاد سیستم خودآگاهی برای بیماران.
- با استفاده از تصاویر بافت‌شناسی، از همین روش برای تشخیص انواع دیگر سرطان سینه استفاده کنید.
- این روش را در دسته‌بندی سایر تصاویر بافتی برای انواع دیگر سرطان‌ها (نه‌تنها سرطان سینه) تجربه کنید.

- این روش از همان نوع تصاویر استفاده می‌شود اما با مقیاس مختلف بزرگنمایی میکروسکوپ (2X، 6X، 10X، 15X، ... و غیره) برای تجسم بافت استفاده می‌شود.
- الگوریتم پیشنهادی حاضر بهینه‌تر شده یا پیاده‌سازی تکمیل‌تری و شبیه‌سازی بهتر در نرم‌افزارهای دیگر انجام شود.

منابع

Ahadi, F. S., Desai, M. R., Lei, C., Li, Y., & Jia, R. (2017). Feature-Based classification and diagnosis of breast cancer using fuzzy inference system. In *2017 IEEE international conference on information and automation (ICIA)* (pp. 517-522). IEEE.

Al-Abed, M. A. (2006). A Novel approach in the Detection of Obstructive sleep apnea from electrocardiogram signals using neural network classification of textural features extracted from time-frequency plots. https://citeseerx.ist.psu.edu/viewdoc/download?doi=10.1.1.331.9461&rep=rep1&type=pdf

Alasadi, A. H. H., & AL-Safy, B. M. R. (2016). *Early detection and classification of melanoma skin cancer*. LAP LAMBERT Academic Publishing.

Al-Ayyoub, M., AlZu'bi, S. M., Jararweh, Y., & Alsmirat, M. A. (2016). A gpu-based breast cancer detection system using single pass fuzzy c-means clustering algorithm. In *2016 5th international conference on multimedia computing and systems (ICMCS)* (pp. 650-654). IEEE.

Ali, S. K., & Mutlag, W. K. (2018). early detection for breast cancer by using fuzzy logic. *Journal of theoretical and applied information technology*, *96*(17), 5717-5728.

Chaves-González, J. M., Vega-Rodríguez, M. A., Gómez-Pulido, J. A., & Sánchez-Pérez, J. M. (2010). Detecting skin in face recognition systems: a colour spaces study. *Digital signal processing*, *20*(3), 806-823.

Gao, J., Dai, J., & Zhang, P. (2016). Region-based moving shadow detection using watershed algorithm. In *2016 international symposium on computer, consumer and control (IS3C)* (pp. 846-849). IEEE.

Johra, F. T., & Shuvo, M. M. H. (2016). Detection of breast cancer from histopathology image and classifying benign and malignant state using fuzzy logic. In *2016 3rd international conference on electrical engineering and information communication technology (ICEEICT)* (pp. 1-5). IEEE.

Nilashi, M., Ibrahim, O., Ahmadi, H., & Shahmoradi, L. (2017). A knowledge-based system for breast cancer classification using fuzzy logic method. *Telematics and informatics*, *34*(4), 133-144.

Parkin, D. M., Bray, F., Ferlay, J., & Pisani, P. (2001). Estimating the world cancer burden: Globocan 2000. *International journal of cancer*, *94*(2), 153-156.

Spanhol, F. A., Oliveira, L. S., Petitjean, C., & Heutte, L. (2015). A dataset for breast cancer histopathological image classification. *IEEE transactions on biomedical engineering*, *63*(7), 1455-1462.

Thakur, R. K., & Saravanan, C. (2016). Classification of color hazy images. In *2016 international conference on electrical, electronics, and optimization techniques (ICEEOT)* (pp. 2159-2163). IEEE.

Xinyu, X., Guoxin, W., Chunmei, Z., Qiaoman, G., & Chunyan, D. (2017). Image enhancement algorithm of Dongba manuscripts based on wavelet analysis and grey relational theory. In *2017 13th IEEE international conference on electronic measurement & instruments (ICEMI)* (pp. 340-345). IEEE.